

# 基于感通算融合和信息年龄优化的车联网多节点协同感知

周一青<sup>1,2,3</sup>, 张浩岳<sup>1,2,3</sup>, 齐彦丽<sup>1,2,3</sup>, 蔡青<sup>1,2,3</sup>, 刘玲<sup>1,2,3</sup>, 王江舟<sup>4</sup>

(1. 中国科学院计算技术研究所处理器芯片全国重点实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院大学计算机科学与技术学院, 北京 100049;  
3. 移动计算与新型终端北京市重点实验室, 北京 100190; 4. 肯特大学工学院, 坎特伯雷 CT2 7NZ)

**摘要:** 面向未来自动驾驶系统中的实时性业务需求 (如高清地图更新), 基于感知-通信-计算融合, 引入信息年龄作为实时性度量, 设计感通算融合的车联网多节点协同感知机制。在通信-计算资源和车辆能耗约束下, 优化调度感知节点信息采集和传输处理, 最小化感知信息的平均信息年龄; 提出基于李雅普诺夫的在线调度算法, 将复杂的长期随机优化问题转化为单时隙在线优化问题, 并设计低复杂度算法求解。仿真表明, 与现有仅考虑通信与计算融合的机制相比, 所提机制信息实时性可提高 9%~50%。

**关键词:** 自动驾驶; 感知信息实时性; 感知-通信-计算融合; 信息年龄; 李雅普诺夫随机优化

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2024026

## AoI-enabled multi-node cooperative sensing based on integration of sensing, communication, and computing in vehicular networks

ZHOU Yiqing<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Haoyue<sup>1,2,3</sup>, QI Yanli<sup>1,2,3</sup>, CAI Qing<sup>1,2,3</sup>, LIU Ling<sup>1,2,3</sup>, WANG Jiangzhou<sup>4</sup>

1. State Key Lab of Processors, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

2. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3. Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device, Beijing 100190, China

4. School of Engineering, University of Kent, Canterbury CT2 7NZ, U.K.

**Abstract:** For the requirements of real-time services in autonomous driving systems, such as high-definition (HD) maps, based on the integration of sensing, communication, and computing, a multi-node cooperative sensing mechanism was proposed with the age of information (AoI) as the real-time indicator. Considering the constraints on communication and computing resources and vehicle energy consumption, the information collection, transmission and processing of sensing nodes were optimally scheduled to minimize the AoI averaged over time. A Lyapunov-based online scheduling algorithm was proposed to transform the long-term stochastic optimization problem into an online optimization problem, which could be solved with low complexity. Compared with the existing mechanism considering integrated communication and computing, the proposed mechanism can improve real-time performance by 9%~50%.

**Keywords:** autonomous driving, real-time performance of sensing information, integration of sensing communication and computing, age of information, Lyapunov stochastic optimization

## 0 引言

作为 6G 的典型应用场景之一<sup>[1-3]</sup>, 未来自动驾驶系统将利用互联的自动驾驶汽车 (CAV, connected

autonomous vehicle), 实现车辆互联、感知共享、协同控制, 全面提高智能交通系统的通行效率<sup>[4-5]</sup>。通过深度融合感知-通信-计算 (以下简称感通算) 功能, 自动驾驶系统可调度 CAV 采集、处理并上

收稿日期: 2023-07-11; 修回日期: 2023-10-08

通信作者: 齐彦丽, qiyanli@ict.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2021YFB2900203)

**Foundation Item:** The National Key Research and Development Program of China (No.2021YFB2900203)

传感知信息,通过协同感知的方式实现全局感知信息共享,使环境感知不再受单个车辆感知范围和障碍物遮挡的限制,扩大车辆感知范围。为了保证系统的安全性,未来自动驾驶系统中的实时性业务(如高清地图更新)要求系统获取到的感知信息具有较高的实时性。例如,为了应对突发情况,一辆以速度 80 km/h 行驶的车辆需要在 500 ms 内获取 300 m 范围内的环境变化<sup>[6]</sup>。

在自动驾驶系统中,为了实时共享 CAV 的感知信息,需要 CAV 将采集的原始环境数据进行预处理,如数据压缩、降噪、提取有用信息,然后将预处理后的数据上传至云端<sup>[4]</sup>,CAV 通过访问云服务器获取实时的全局感知信息。然而,CAV 通常会搭载数十个车载传感器,在环境感知时产生的原始数据速率会达到 Gbit/s 量级<sup>[7]</sup>。海量原始数据如果在本地预处理,会受到车载处理器计算能力约束,难以满足海量数据处理需求。为此,车载边缘计算(VEC, vehicular edge computing)<sup>[8-9]</sup>允许 CAV 将数据预处理的计算任务卸载至靠近用户的边缘服务器(ES, edge server),有效提高数据的处理能力。同时,ES 可以作为感知信息的汇聚节点与分发节点,避免了传统云服务器汇聚带来的主干网传输时延。然而,VEC 系统中通信和计算资源(如基站(BS, base station)覆盖范围内上行信道带宽、CAV 本地设备和 ES 计算能力等)是有限的;同时,由于车辆的移动性和通信计算环境的高度动态性,系统状态是时变的。因此,有必要研究如何为 CAV 合理分配有限且时变的通信和计算资源,以保证感知信息的实时性。

现有研究重点关注如何调度系统中有限的通信和计算资源<sup>[10-15]</sup>,以提高感知信息的传输和处理效率。通常情况下,虽然数据预处理会消耗大量的计算资源,但经过预处理后,待传输数据量会大幅减少,降低了对通信资源的需求<sup>[11]</sup>。对此,考虑有限的计算资源和频谱资源,需要研究预处理任务卸载与资源管理联合优化问题<sup>[12]</sup>,目的是在限定时间内完成预处理任务,同时最大化整个系统的吞吐量。此外,VEC 还允许 CAV 通过车-车通信(V2V, vehicle to vehicle)的形式传输和处理数据。V2V 中继传输可以提高链路通信质量,借助 V2V 中继传输可以将任务卸载至工作负载较小的 ES,因此 Qin 等<sup>[13]</sup>研究了多用户任务卸载中 V2V 链路选择和 ES 负载分配问题,以降低多用户平均任务完成时延。考虑到 CAV 潜在的计算能力,CAV 可以将数据预

处理任务卸载至周围计算资源空闲车辆上进行辅助预处理<sup>[14-15]</sup>,通过为 CAV 选择最优的卸载目标车辆,最小化系统的任务平均完成时延。

值得注意的是,除了感知信息的传输和处理过程,感知节点的信息采集策略同样会影响感知信息的实时性,这是因为系统获取最新的感知信息的频率与感知节点采集感知信息的频率直接相关。因此,为了提高感知信息的实时性,需要将感知节点作为一种感知资源,进行感通算资源的联合调度。目前,在感通算一体化研究领域,学术界在感通算一体化波形设计<sup>[16-17]</sup>、网络架构设计<sup>[18-19]</sup>、应用场景<sup>[20]</sup>等方面已开展了很多有关感通算一体化的研究。同时,也有少量文献关注感通算融合资源管理,例如,Zhang 等<sup>[21]</sup>提出利用通信感知一体化波形实现车辆环境感知,并通过优化感知与通信的时域资源分配最大化系统获取到的感知信息量;Zhang 等<sup>[22]</sup>通过联合优化车辆的感知任务分配、通信带宽和车辆计算资源以最小化感知信息的更新时延。然而,现有研究大都以传统的吞吐量或时延作为指标<sup>[11-15]</sup>,这些指标适用于通信和计算资源调度的优化,却不适用于感通算资源的联合调度。例如,为了获得较大的吞吐量,CAV 倾向于尽可能频繁地采样,并希望将数据预处理任务立即卸载到 ES,尽可能快地完成信息的处理。但考虑到网络中有限且时变的通信和计算资源,盲目频繁地上传感信息可能导致网络拥塞甚至丢包,从而降低系统性能<sup>[15]</sup>。另一方面,为了获得较低的传输和处理时延,CAV 倾向于降低感知信息采集的频率,进而降低待传输和处理的数据量,然而较低的采集频率同样导致感知信息的实时性较低<sup>[23]</sup>。

根据上述分析,在考虑具有实时性需求的感通算融合的场景时,传统的吞吐量、时延等指标难以反映感知资源的调度,本文采用可以衡量感知信息实时性的信息年龄(AoI, age of information)<sup>[23-24]</sup>,它表示感知信息从采集到接收所经过的时间。与现有的以吞吐量或时延为目标的系统设计不同,AoI 可以充分反映系统获取感知信息全过程(包含感知信息的采集、传输和处理)的时间特征。由于感知节点信息采集的频率会影响设备信息传输的排队队列长度,进而影响 AoI,因此现有关于 AoI 的工作主要集中在基于年龄的感知节点信息采集调度上,已在单感知节点<sup>[25]</sup>和多感知节点<sup>[26-27]</sup>场景中分别证明了存在使系统 AoI 最小化的最优感知节点信息采集调度策略。

值得注意的是, 现有研究尚未考虑感知信息在采集和传输处理过程中都存在的电能消耗问题<sup>[25-27]</sup>。据测算, 电池驱动的 CAV 在环境感知过程中所消耗的电能占据了全车电能消耗的 30%<sup>[7]</sup>。因此, 在设计基于 AoI 的感通算资源的联合调度策略时, 必须考虑系统在长期运行时满足 CAV 的平均能耗约束。进一步地, CAV 具有高移动性, 同时系统的无线信道状态以及可用计算资源也是随机时变的, 因此需要在系统运行的每个时隙内进行感知信息的采集和传输处理的动态调度。由于系统在每个时隙的调度决策将会影响到后续时间内 AoI 和 CAV 能耗水平, 因此动态调度决策在各个时隙间相互关联。每个时隙内的决策需要系统运行时间内的所有状态信息, 包括未来时间内的完全非因果信息<sup>[28]</sup>或系统的统计先验知识<sup>[29-30]</sup>等。然而, 考虑到高度动态的车联网环境中随机时变的网络状态(车辆位置、信道状态和可用计算资源), 系统在决策时仅拥有过去和当前时隙的状态信息, 而准确获取未来长时间内所有时隙的状态信息很困难, 因此基于 AoI 进行感知信息采集和传输处理的全时隙动态决策面临巨大挑战。

针对上述问题, 本文基于 VEC 系统研究 CAV 的协同感知中的感通算资源管理。其中, 环境感知信息由 ES 动态调度 CAV 进行采集, 对于采集到的原始数据, 需要利用 ES 和空闲 CAV 中的计算资源进行预处理。面向实时性环境感知类业务, 考虑系统对不同区域的环境感知需求, 定义系统的加权平均信息年龄(wAoI, weighted average AoI), 基于各区域实时的车流密度对各区域的 AoI 加权平均。最终, 系统将根据 CAV 位置、信道状态、空闲计算资源等状态信息, 在 CAV 的时间平均能耗的约束下, 进行感知信息采集、传输和处理的全时隙动态调度决策, 以最小化长期运行情况下系统 wAoI 的期望(EAoI, expectation of wAoI)。针对在高度动态的车联网环境中难以获得的全时隙状态信息的问题, 基于李雅普诺夫(Lyapunov)随机优化框架将全时隙动态调度决策转化为仅依赖过去和当前系统状态信息的单时隙在线调度决策, 以实现感知信息采集、传输和处理在线调度。本文主要贡献如下。

1) 引入信息年龄表征感知信息的实时性, 基于信息年龄分析感通算资源的动态调度对感知信息实时性的影响, 设计了一种基于 AoI 的多节点感通算融合(AoI-MISCC, AoI-enabled multi-node integrated sensing, communication and computing)协同

感知机制。以最小化系统的 EAoI 为目标, 以 CAV 的时间平均能耗为约束, 通过联合优化每个时隙内 CAV 的感知信息采集和感知信息预处理方式的调度决策, 建立了多节点感知信息采集、传输和处理动态调度问题。

2) 所建立的动态调度问题为长期随机优化问题<sup>[31]</sup>, 由于系统难以获取所有时隙的系统状态参数, 因此无法通过离线方式获得全局最优解。基于此, 本文提出了基于李雅普诺夫随机优化框架的在线调度(Ly-OS, Lyapunov-based online scheduling)算法, 通过动态权衡 EAoI 最优值与能耗约束之间的关系, 将长期随机优化问题转化为在单时隙内的确定性优化问题, 并进一步设计了低复杂度的在线算法, 以实现感知信息采集、传输和处理在线调度。

3) 通过仿真验证了所提出的 AoI-MISCC 机制和 Ly-OS 算法的有效性。首先, 验证了 Ly-OS 算法可以通过在线调度维持 AoI 目标在系统长期运行的稳定性。同时, 在系统通信和计算资源受限的情况下, 与现有仅考虑通信与计算融合的机制相比, AoI-MISCC 机制的 EAoI 可以降低 9%~50%。

## 1 系统模型

考虑密集的城市道路场景, 假设 CAV 搭载多个不同的车载传感器进行环境感知, 关注基于 VEC 系统与 CAV 协同感知的实时性环境感知类业务(如高清地图)。通常情况下, 道路被密集部署的 BS 无缝覆盖<sup>[32-33]</sup>, 当车辆移动出某个 BS 覆盖范围后会立即接入另一个 BS。与 BS 共址部署的 ES 负责感知信息的处理和局部感知信息的共享, 对于不同 BS 覆盖范围内车辆所上传的感知信息, ES 可以通过有线回程获取全局的感知信息。随后, ES 通过彼此之间的协作, 将不同类型的感知信息进行数据分析、同步、融合、映射等一系列后处理操作, 整合到高清地图中<sup>[34]</sup>。由于 ES 具有强大的计算能力, 感知信息在 ES 上执行的后处理操作的时间很短, 相较于海量原始感知数据在 CAV 和 ES 之间的传输和预处理时间可以忽略不计; 另一方面, 如何通过 ES 之间的协作优化感知信息的同步、融合等过程的 AoI, 涉及服务器之间的进程调度<sup>[35-36]</sup>, 非本文所关注的问题。因此, 本文仅分析一个 BS 覆盖范围内的感知信息由生成到预处理完成这一过程, 多 BS 之间感知信息的共享、同步、融合等后处理操作在本文中并未涉及。

系统将利用 ES 和空闲 CAV 中的计算资源对采集到的原始数据进行预处理, 根据 CAV 位置、信道状态、空闲计算资源等状态信息, 在 CAV 的平均能耗约束下, 进行感知信息采集、传输和处理的全时隙动态调度决策。

系统模型如图 1 所示。假设在  $t$  时隙内, BS 覆盖范围内有  $N(t)$  辆 CAV, 令 CAV- $i$  代表第  $i$  辆 CAV,  $i \in \mathcal{N}(t) := \{1, 2, \dots, N(t)\}$ 。考虑到 CAV 上搭载的传感器数量与类型不同, 各 CAV 的感知能力与感知到的数据量也不同。同时, 由于车辆的移动和环境信息的动态变化, 每个时隙内 CAV 的感知区域也是变化的。为了刻画 CAV 的感知区域, BS 覆盖区域用集合  $\mathcal{A} = \{A_k\}, k \in \mathcal{K} := \{1, 2, \dots, K\}$  表示<sup>[21]</sup>, 该区域被划分为大小相等的区域块  $A_k$ , 作为 CAV 感知区域的最小单元。在  $t$  时隙内, CAV- $i$  的感知区域表示为集合  $C_i(t) (C_i(t) \subseteq \mathcal{A})$ , 同时记处于 CAV- $i$  的感知区域  $C_i(t)$  内的区域块  $A_k$  为  $A_k \in C_i(t)$ 。每个 CAV 以正交频分复用的形式通过上行蜂窝链路与 BS 通信, 上传原始或预处理后的感知信息。CAV 可以通过 V2V 链路与其他车辆通信, 将原始感知信息卸载至相邻车辆进行处理。由于通信资源和时间的限制, 本文假设每辆车在一个时隙内只能建立和维持一个稳定的 V2V 链路<sup>[37]</sup>。

### 1.1 感知信息的信息年龄

ES 会实时地记录每一时隙更新后的系统 AoI, 当前时隙的系统 AoI 取决于每个区域块的年龄。区域块  $A_k$  的年龄  $H(t, A_k)$  取决于在  $t$  时隙 ES 是否接

收并处理完成了来自  $A_k$  的感知信息。为了保证信息的时效性, 感知信息的更新过程需要满足一定的时间限制<sup>[31]</sup>, 本文中假设感知信息更新以时隙为单位, 即感知信息的更新在一个时隙内完成, 时隙长度可根据实际应用需求设置。因此如果在  $t$  时隙内, 区域块  $A_k$  的环境信息被采集、上传并处理完成, 则其年龄  $H(t, A_k)$  可重置为 1。对于某些没有更新感知信息的区域块  $A_k$  (例如当前时隙内没有 CAV 经过区域块  $A_k$  或 CAV 没有采集该区域块的环境信息),  $H(t, A_k)$  随时间增加 1。定义  $\pi_i(t) \in \{0, 1\}, i \in \mathcal{N}(t)$  表示 CAV- $i$  采集并上传感知信息的指示变量, 如果 CAV- $i$  在  $t$  时隙上传感知信息, 则  $\pi_i(t) = 1$ ; 反之  $\pi_i(t) = 0$ 。因此, 感知区域块  $A_k$  的 AoI 变化为

$$H(t+1, A_k) = \begin{cases} 1, & A_k \in C_i, \pi_i(t) = 1, i \in \mathcal{N}(t) \\ H(t, A_k) + 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

注意到, CAV 感知区域可能存在重叠, 因此可能存在多辆 CAV 感知了同一区域块的情况。针对这种情况, ES 可以对重复感知的信息进行过滤或整合, 这属于感知信息的后处理部分, 本文仅关注预处理后感知信息的年龄。按照式(1)中的定义, 该情况下对应区域块  $A_k$  的年龄  $H(t, A_k)$  同样重置为 1。

由于环境感知信息由车辆用户共享, 因此某区域内车辆用户的数量决定了系统对该区域更新的需求。因此, 定义区域  $A_k$  的权重  $\alpha_k(t) \in [0, 1]$  表示在  $t$  时隙内系统对区域  $A_k$  感知信息的需求情况。

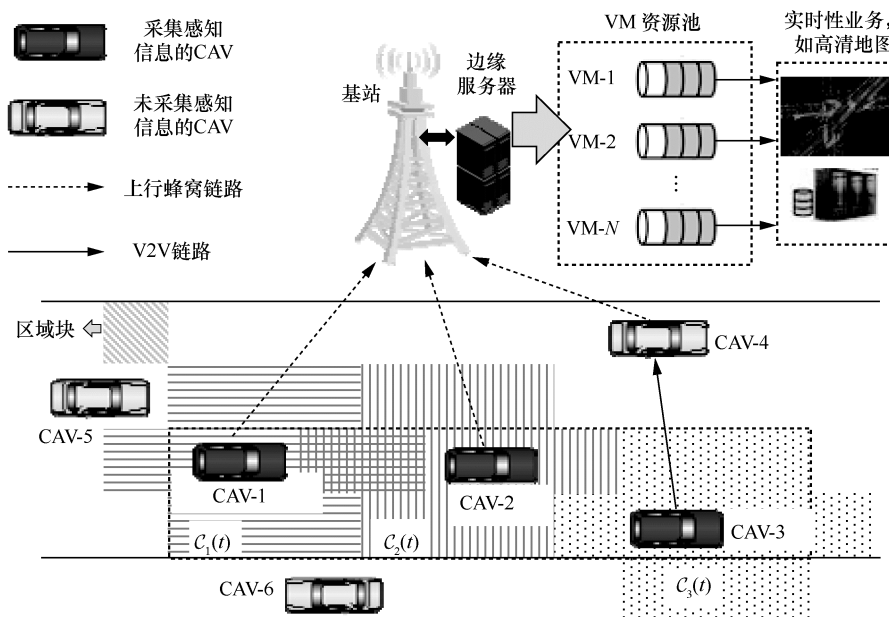


图 1 系统模型

$\alpha_k(t)$  的值可以由 ES 根据该地区的车流密度计算, 车流密度指道路上车辆的密集程度, 表示在单位区域内某一瞬时的车辆数。对于某些车流量大的热点区域, 其对应的区域块  $A_k$  有更大的  $\alpha_k(t)$ 。因此定义  $\alpha_k(t) = \frac{\mu_k(t)}{\mu_{\max}}$ , 其中,  $\mu_k(t)$  为  $t$  时隙  $A_k$  内的车流密度,  $\mu_{\max}$  为整个道路允许的车流密度最大值。在  $t$  时隙内, 系统 wAoI 可以定义为覆盖范围内所有区域块年龄的加权平均值

$$I(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \alpha_k(t) H(t, A_k) \quad (2)$$

## 1.2 感知信息预处理方式

对于 CAV 采集到的原始感知信息, 需要利用 CAV 或 ES 上的计算资源进行预处理。对于 CAV- $i$ , 有以下 3 种数据预处理任务执行方式。1) 本地计算: 由 CAV- $i$  在本地将原始数据进行预处理, 然后将预处理后的数据通过上行蜂窝链路上传至 ES。2) V2V 辅助计算: CAV- $i$  通过 V2V 通信将原始数据卸载到系统中另一车辆 CAV- $j$  ( $j \in \mathcal{N}(t), j \neq i$ ) 进行预处理, 并由 CAV- $j$  将预处理后的数据通过上行蜂窝链路上传至 ES。3) ES 计算: CAV- $i$  直接将原始数据上传至 ES, 由 ES 中的计算资源完成原始数据的预处理任务。感知信息预处理任务的执行时延对感知信息的实时性至关重要。同时, 感知信息的处理和传输产生的计算和传输能耗也会影响 CAV 的能耗水平。因此, 本节将对三类感知信息预处理过程的时延和能耗进行分析。

假设在  $t$  时隙内 CAV- $i$  进行环境感知, 则采集到的原始数据量为  $\Omega_i(t)$ 。由于不同车辆搭载的传感器具有不同的感知精度和范围, 因此不同 CAV- $i$  采集到的原始数据量  $\Omega_i(t)$  也是不同的。假设各 CAV 与 BS 之间的无线信道是独立同分布的快衰落信道, 其信道状态在一个时隙内是稳定的, 而在不同的时隙间是变化的<sup>[38]</sup>。设系统总带宽为  $B$ , 均匀地划分出  $M$  个上行子载波由所有 CAV 共享, 因此每个上行信道带宽为  $\frac{B}{M}$ 。

### 1) 本地计算

假设在  $t$  时隙内, CAV- $i$  在本地完成感知信息的预处理, 之后将预处理数据传输至汇聚节点。设  $t$  时隙内分配给 CAV- $i$  的上行信道的瑞利信道衰落系数为  $h_i(t)$ , 则上行传输速率为

$$R_i(t) = \left( \frac{B}{M} \right) \text{lb} \left[ 1 + \frac{p_i^{\text{tran}}(t) |h_i(t)|^2 L_i^{-\nu}(t)}{\sigma_i^2(t)} \right], \quad \text{其中,}$$

$p_i^{\text{tran}}(t)$  为 CAV- $i$  的传输功率,  $L_i(t)$  为  $t$  时隙 CAV- $i$  与 BS 之间的距离,  $\nu$  为路径损耗系数,  $\sigma_i^2(t)$  为加性白高斯噪声信道方差。设备的计算能力定义为设备 CPU 的工作频率<sup>[37]</sup> (即 CPU 内核工作时每秒的时钟周期数), 假设在  $t$  时隙内 CAV- $i$  的 CPU 工作频率为  $s_i(t)$ 。在本地计算的情况下, 预处理任务的执行时延包括本地计算时延及上行传输时延, 即

$$T_i^{\text{L}}(t) = \frac{\gamma \Omega_i(t)}{s_i(t)} + \frac{\rho \Omega_i(t)}{R_i(t)} \quad (3)$$

其中,  $\gamma$  表示预处理任务的计算密度, 即处理每比特数据所需要的 CPU 周期数;  $\rho < 1$  表示经过预处理后数据被压缩的比例。因此式(3)第一项为本地计算时延, 第二项为预处理后的数据传输时延。

在本地计算处理过程中, CAV- $i$  本地计算的能耗主要来自 CPU 的计算能耗和上行传输能耗, 设  $t$  时隙内 CAV- $i$  的计算功率  $p_i^{\text{c}}(t) = \kappa s_i^3(t)$ , 其中  $\kappa$  为有效电容系数, 其取值取决于 CPU 芯片的硬件结构<sup>[37]</sup>。因此, CAV- $i$  的 CPU 计算能耗为本地计算时延与计算功率的乘积<sup>[39-40]</sup>, 即

$$E_i^{\text{Lc}}(t) = p_i^{\text{c}}(t) \frac{\gamma \Omega_i(t)}{s_i(t)} = \gamma \kappa s_i^2(t) \Omega_i(t) \quad (4)$$

同时, CAV- $i$  上行传输产生的能耗表示为<sup>[39-40]</sup>

$$E_i^{\text{Lt}}(t) = p_i^{\text{tran}}(t) \frac{\rho \Omega_i(t)}{R_i(t)} \quad (5)$$

### 2) V2V 辅助计算

由于车辆的计算负载随时间动态变化, 若 CAV- $i$  当前可用计算资源较少, 可以借助邻近车辆 CAV- $j$  的空闲计算资源, 通过 V2V 辅助计算完成数据预处理, 处理完成后的数据由 CAV- $j$  传输至 ES。设在  $t$  时隙内, CAV- $i$  与 CAV- $j$  之间的 V2V 链路传输速率为

$$R_{i,j}(t) = B_{i,j} \text{lb} \left[ 1 + \frac{p_i^{\text{tran}}(t) |h_{i,j}(t)|^2 L_{i,j}^{-\nu}(t)}{\sigma_{i,j}^2(t)} \right] \quad [40], \quad \text{其中,}$$

$B_{i,j}$  为 CAV- $i$  与 CAV- $j$  之间 V2V 链路的信道带宽,  $h_{i,j}(t)$  为 CAV- $i$  与 CAV- $j$  之间 V2V 链路的瑞利信道衰落系数,  $L_{i,j}(t)$  为 CAV- $i$  与 CAV- $j$  之间的距离。

在 V2V 辅助计算的情况下, 预处理任务的执行时延包括原始数据的 V2V 传输时延、CAV- $j$  辅助计算时延以及 CAV- $j$  预处理后的数据传输时延, 即

$$T_{i,j}^D(t) = \frac{\Omega_i(t)}{R_{i,j}(t)} + \frac{\gamma\Omega_i(t)}{s_j(t)} + \frac{\rho\Omega_i(t)}{R_j(t)} \quad (6)$$

在 V2V 辅助计算过程中, CAV- $i$  产生的能耗为向 CAV- $j$  传输原始数据的传输能耗, 即

$$E_i^{Dl}(t) = p_i^{\text{tran}}(t) \frac{\Omega_i(t)}{R_{i,j}(t)} \quad (7)$$

对于 CAV- $j$ , 产生的能耗包括 CAV- $j$  辅助预处理原始数据产生的能耗以及向 ES 上传预处理后的数据产生的能耗, 其中 CAV- $j$  辅助计算过程中产生的能耗为

$$E_{i,j}^{Dc}(t) = \gamma\kappa s_j^2(t)\Omega_i(t) \quad (8)$$

CAV- $j$  向 ES 上传预处理后数据的过程中产生的能耗为

$$E_j^{Dt}(t) = p_i^{\text{tran}}(t) \frac{\rho\Omega_i(t)}{R_j(t)} \quad (9)$$

### 3) ES 计算

除以上 2 种方式之外, CAV- $i$  还可以直接将原始数据卸载至 ES 进行处理。假设 ES 采用面向用户的虚拟机 (VM, virtual machine) 资源池的方式划分和管理计算资源, 以便同时处理多 CAV 的数据。具体来说, 在  $t$  时隙内 VM 资源池的总可用资源为  $F(t)$ , 为系统中的所有用户预留出  $N(t)$  个并行的 VM, 每个 VM 的 CPU 工作频率为  $f_i(t)$ 。CAV- $i$  将原始数据卸载到 ES 后, ES 将调用 VM 资源池中为 CAV- $i$  预留的计算资源进行数据预处理。此时, 预处理任务的执行时延包括原始数据的上行传输时延以及 VM- $i$  的计算时延, 即

$$T_i^M(t) = \frac{\Omega_i(t)}{R_i(t)} + \frac{\gamma\Omega_i(t)}{f_i(t)} \quad (10)$$

ES 计算过程中 CAV- $i$  产生的能耗为传输原始数据的能耗, 即

$$E_i^{Mt}(t) = p_i^{\text{tran}}(t) \frac{\Omega_i(t)}{R_i(t)} \quad (11)$$

## 2 感知信息采集、传输和处理动态调度

本文设计了 AoI-MISCC 协同感知机制, 其中 ES 利用 BS 收集的系統状态信息 (包括 CAV 的位置、电池电量、系统可用计算资源、无线信道状态等) 执行 CAV 的感知信息采集和数据预处理方式的调度决策, 同时负责收集并融合来自 CAV 的感知信息。采集到原始数据的 CAV- $i$  需要选择一种任

务卸载方式执行数据预处理任务。因此, 在 AoI-MISCC 机制中, 需要在每个时隙内动态优化 CAV 的感知信息采集和传输处理调度, 以最小化系统 EAoI。其中, CAV 的感知信息采集调度定义为在  $t$  时隙内 CAV- $i$  是否采集感知信息, 记为  $\pi_i(t)$ 。另外, CAV 的感知信息传输处理调度定义为 CAV- $i$  的感知信息预处理方式的选择, 记为  $\lambda_{ij}(t) \in \{0,1\}$ , 其中  $i \in \mathcal{N}(t), j \in \bar{\mathcal{N}}(t), j \neq i, \bar{\mathcal{N}}(t) := \{0,1,2,\dots,N,N(t)+1\}$ ,  $\lambda_{ij}(t)=1$  表示 CAV- $i$  将原始数据卸载至 CAV- $j$  进行预处理, 反之  $\lambda_{ij}(t)=0$ ; 同理,  $\lambda_{i,0}(t)$  表示 CAV- $i$  执行本地计算的决策变量,  $\lambda_{i,N+1}(t)$  表示 CAV- $i$  执行 ES 计算的决策变量。

考虑系统中固有的资源约束, 感知信息的传输处理调度需要满足以下约束

$$\sum_{i=1}^N \lambda_{i,N+1}(t) f_i(t) \leq F(t) \quad (12)$$

$$\sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{ij}(t) = \pi_i(t), \quad \forall i \in \mathcal{N}(t) \quad (13)$$

$$\sum_{m=1}^N \lambda_{im}(t) + \sum_{n=1}^N \lambda_{ni}(t) \leq 1, \quad \forall i \in \mathcal{N}(t) \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^N \pi_i(t) \leq M \quad (15)$$

其中, 式(12)表示 ES 分配给各 CAV 辅助计算的计算资源不能超过 ES 总的可用资源; 式(13)表示当且仅当 CAV- $i$  采集感知信息时才考虑数据预处理方式调度, 同时, 式(13)也保证了当 CAV- $i$  需要考虑数据预处理方式调度时, 在本地计算、V2V 辅助计算、ES 计算 3 种方式中只选择一种; 式(14)保证每辆 CAV- $i$  只能建立一组 V2V 链路; 式(15)确保每次调度上传数据的 CAV 不超过总上行子载波数。

为了保证感知信息更新的时效性, 感知信息的传输处理过程需满足时延约束。本文 AoI-MISCC 机制要求感知信息的更新在一个时隙内完成, 即包括感知信息预处理以及后续的信息融合、更新等后处理操作在内的总执行时延需要小于一个时隙的长度, 然而由于在 ES 上执行的后处理操作时延很短, 因此相对于感知信息预处理的时延可以忽略。设每时隙的长度为  $\tau$ , 对于  $\forall i \in \mathcal{N}(t)$ , 时延约束为

$$\lambda_{i,0}(t) T_i^L(t) + \sum_{j=1}^N \lambda_{i,j}(t) T_i^D(t) + \lambda_{i,N+1}(t) T_i^M(t) \leq \tau \quad (16)$$

同时，由于车辆电池容量有限，为了在系统长期运行的情况下保证 CAV 能耗，对于  $\forall i \in \mathcal{N}(t)$ ，定义时间平均能耗约束如下<sup>[31]</sup>

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} [\pi_i(t) E_i^s + E_i^t(t) + E_i^c(t)] \right\} \leq E_i^{\text{th}} \quad (17)$$

其中， $\lim_{T \rightarrow \infty} \left( \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbb{E}\{X(t)\} \right)$  表示任意随机过程  $X(t)$  的期望； $E_i^{\text{th}}$  表示平均能耗门限； $E_i^s$  表示 CAV- $i$  环境感知产生固定的感知能耗； $E_i^t(t)$  表示  $t$  时隙内 CAV- $i$  的传输能耗，主要包括 CAV- $i$  到 BS 的传输能耗（CAV- $i$  预处理数据、原始数据、辅助其他车辆计算预处理数据的传输能耗，即式(5)、式(9)、式(11)）以及卸载到其他车辆的原始数据传输能耗（即式(7)）； $E_i^c(t)$  表示  $t$  时隙内 CAV- $i$  的计算能耗，主要包括本地计算（即式(4)）和辅助其他车辆计算的能耗（即式(8)）。因此， $E_i^t(t)$  和  $E_i^c(t)$  分别为

$$E_i^t(t) = p_i^{\text{tran}}(t) \left[ \frac{\Omega_i(t) \sum_{j=1}^N \lambda_{i,j}(t)}{R_{i,j}(t)} + \frac{\rho \sum_{j=1}^N \Omega_j(t) \lambda_{j,i}(t)}{R_i(t)} + \frac{\Omega_i(t) [\rho \lambda_{i,0}(t) + \lambda_{i,N+1}(t)]}{R_i(t)} \right] \quad (18)$$

$$E_i^c(t) = \frac{\gamma p_i^c(t)}{s_i(t)} \left[ \Omega_i(t) \lambda_{i,0}(t) + \sum_{j=1}^N \Omega_j(t) \lambda_{j,i}(t) \right] \quad (19)$$

考虑到自动驾驶场景中高度动态的网络状态，本文将关注系统长期运行下的系统 EAoI，并进行动态调度决策。记 CAV 感知信息采集的决策变量集合为  $\Pi = \{ \pi_i(t) | \pi_i(t) \in \{0,1\}, i \in \mathcal{N}(t), t \in [0, +\infty) \}$ ，CAV 感知信息传输处理决策变量集合为  $\Lambda = \{ \lambda_{ij}(t) | \lambda_{ij}(t) \in \{0,1\}, i \in \mathcal{N}(t), j \in \bar{\mathcal{N}}(t), t \in [0, +\infty) \}$ ，因此，本文需要在保证 CAV 时间平均能耗约束与系统资源约束的同时，在每个时隙内动态执行 CAV 感知信息采集与传输处理调度决策（即  $\Pi$  和  $\Lambda$ ），从而最小化系统 EAoI，建立优化问题如下

$$\begin{aligned} \min_{\Pi, \Lambda} \quad & \bar{I} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} I(t) \right\} \\ \text{s.t.} \quad & \text{式(12)~式(19)} \end{aligned} \quad (20)$$

优化问题式(20)的求解主要存在 2 个问题。首

先，考虑到式(20)中信息年龄目标特殊的变化规律，目标函数与决策变量之间难以建立直接的映射关系，导致无法分析 CAV 感知信息采集与传输处理调度对 AoI 变化的影响。为此，本文首先基于系统 EAoI 的变化规律将优化问题式(20)中的目标函数转化为直接包含决策变量的形式，便于分析 CAV 感知信息采集与传输处理调度对 AoI 变化的影响。其次，由于长期运行的情况下时间平均能耗约束式(17)和 EAoI 目标的存在，只有假设系统拥有所有时隙的系统状态（如信道状态、CAV 位置、CAV 和 ES 的计算资源状态），才能离线获得优化问题式(20)的全局最优解。然而，系统事先获取这些参数是不可行且不实际的。为此，本文首先构建虚拟队列，将时间平均能耗约束式(17)转化为能耗虚拟队列的稳定性约束。在动态系统中，为了在保持队列稳定的情况下优化时间平均的系统目标，可以应用 Lyapunov 偏移-惩罚框架解决<sup>[41]</sup>。本文定义虚拟队列长度的变化为 Lyapunov 偏移项，同时将 EAoI 定义为惩罚项，构造 Lyapunov 偏移-惩罚函数，通过引入权衡系数  $V$  实现能耗约束与 EAoI 目标的权衡。紧接着，为了简化需要全时隙状态信息的离线优化问题式(20)，通过推导 Lyapunov 偏移-惩罚函数的上界，去掉能耗约束式(17)和 EAoI 目标中的期望算子  $\lim_{T \rightarrow \infty} \left( \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbb{E}\{X(t)\} \right)$ ，将式(20)转化为仅依靠单时隙状态信息的在线优化问题。基于上述分析，本文设计了 Ly-OS 算法，在每个时隙中根据当前网络状态进行 CAV 感知信息采集与传输处理的在线调度。

### 3 基于 Lyapunov 的在线调度算法

#### 3.1 问题转换

为了便于分析 CAV 感知信息采集与传输处理调度对 AoI 变化的影响，需要对式(20)中的目标函数进一步转化。定义调度 CAV- $i$  更新  $A_k$  的收益  $\varphi_{i,k}(t)$  为对于感知区域  $A_k$ ，ES 收到包含  $A_k$  更新信息的数据包时  $H(t, A_k)$  降低的部分。

图 2 展示了感知区域  $A_k$  的 AoI  $H(t, A_k)$  的一种可能的变化趋势。如果 ES 没有收到包含  $A_k$  的更新，则  $A_k$  的年龄会持续增加， $T$  时隙过后，就会得到一个三角形区域（图 2 中虚线与横坐标围成的区域）；相反，如果 ES 收到了包含  $A_k$  的更新， $H(t, A_k)$  会减小，因此在  $t$  时隙内调度 CAV- $i$  更新  $A_k$  的收益

$\varphi_{i,k}(t)$  的物理含义即  $t$  到  $T$  时隙的阴影部分的面积。例如, 在  $t$  时隙内, ES 收到了由 CAV- $i$  上传的包含  $A_k$  的更新, 此时图 2 中斜线标注的阴影部分 (平行四边形) 的面积为  $H(t, A_k)(T-t-1)$ 。

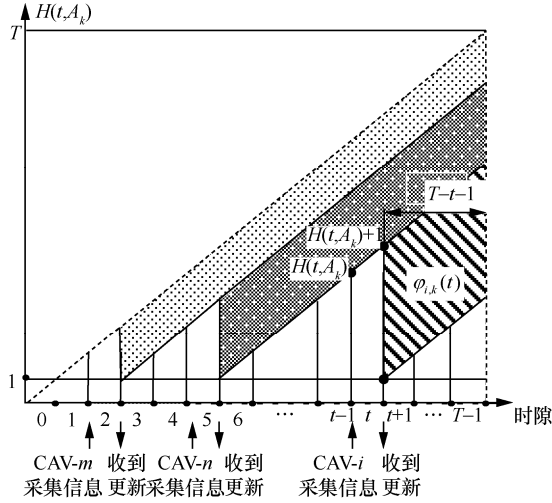


图 2 感知区域  $A_k$  的 AoI  $H(t, A_k)$  的一种可能的变化趋势

基于上述分析, 如果在  $t$  时隙内, ES 收到了由 CAV- $i$  上传的包含  $A_k$  的更新, 则  $\varphi_{i,k}(t) = H(t, A_k) \cdot (T-t-1)$ , 反之  $\varphi_{i,k}(t) = 0$ 。因此,  $\varphi_{i,k}(t)$  的变化规律可以表示为

$$\varphi_{i,k}(t) = \left[ \pi_i(t) \mathbb{I}_{[A_k \in \mathcal{C}_i(t)]} \right] H(t, A_k)(T-t-1) \quad (21)$$

其中,  $\mathbb{I}_{[A_k \in \mathcal{C}_i(t)]}$  为  $A_k \in \mathcal{C}_i(t)$  的指示变量, 即  $A_k \in \mathcal{C}_i(t)$  成立时,  $\mathbb{I}_{[A_k \in \mathcal{C}_i(t)]} = 1$ ; 反之,  $\mathbb{I}_{[A_k \in \mathcal{C}_i(t)]} = 0$ 。

**定理 1** 最小化 EAoI 的问题式(20)可以等价地转换为最大化加权时间平均收益问题

$$\begin{aligned} \max_{\Pi, \mathcal{A}} \quad & \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_k(t) \varphi_{i,k}(t) \right\} \\ \text{s.t.} \quad & \text{式(12)~式(19)} \end{aligned} \quad (22)$$

**证明** 见附录 1。

### 3.2 Lyapunov 偏移-惩罚框架

优化问题式(22)的目标函数直观地体现了感知信息采集调度对系统感知信息更新的收益, 但是由于目标函数中的时间平均期望计算式和约束条件式(17), 优化问题式(22)仍然是一个长期随机优化问题。因此, 本节借助 Lyapunov 偏移-惩罚框架<sup>[41]</sup>将需要全时隙系统状态的长期随机优化问题式(22)转化为仅依靠单时隙系统状态的在线优化问题。

首先, 引入关于能耗约束的虚拟队列来描述 CAV 能耗随时间的变化

$$Q_i(t+1) = \max \{ Q_i(t) - E_i^{\text{th}} + Z_i(t), 0 \} \quad (23)$$

其中,  $Z_i(t) = \pi_i(t)E_i^s + E_i^l(t) + E_i^c(t)$  可以看作  $t$  时隙内虚拟队列的增加量,  $E_i^{\text{th}}$  可以看作  $t$  时隙内虚拟队列的减少量。设系统中所有的虚拟队列集合为  $\Theta(t) = \{Q_i(t) | i \in \mathcal{N}\}$ , 假设虚拟队列初始工作负载都为 0, 根据排队理论<sup>[42]</sup>, 如果虚拟队列是稳定的, 则虚拟队列的平均到达率  $\mathbb{E}\{Z_i(t)\}$  应该小于或等于平均服务率  $E_i^{\text{th}}$ 。因此, 约束条件式(17)可以通过虚拟队列  $\Theta(t) = \{Q_i(t) | i \in \mathcal{N}\}$  的稳定性来保证, 定义二次 Lyapunov 函数为  $\Theta(t)$  队列长度的平方和, 即

$$R[\Theta(t)] = \frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^N [Q_i(t)]^2 \right\} \quad (24)$$

然后, 为了权衡虚拟队列稳定性与目标函数值, 定义 Lyapunov 偏移-惩罚方程为

$$\Delta_V[\Theta(t)] = \Delta[\Theta(t)] - V \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_k(t) \varphi_{i,k}(t) | \Theta(t) \right\} \quad (25)$$

其中,  $\Delta[\Theta(t)] \triangleq \mathbb{E}\{R[\Theta(t+1)] - R[\Theta(t)] | \Theta(t)\}$  表示系统虚拟队列长度的相对于能耗约束的偏移, 第二项为优化问题式(22)的目标函数值 (在 Lyapunov 偏移-惩罚框架中定义为惩罚项)。由于这两项取值相差几个数量级, 因此利用归一化权重系数  $V$  平衡两项取值差异, 同时, 系数  $V$  的大小体现了目标最优性与虚拟队列稳定性 (即时间平均能耗约束) 之间的权衡关系。系数  $V$  越大, 表示目标函数值在权衡关系中越重要, 对系统 EAoI 的优化结果越好。因此, 基于 Lyapunov 偏移-惩罚框架, 将优化问题式(22)中的时间平均能耗转化为目标函数的一部分, 即

$$\begin{aligned} \min_{\Pi(t), \mathcal{A}(t)} \quad & \Delta_V[\Theta(t)] \\ \text{s.t.} \quad & \text{式(12)~式(16)} \end{aligned} \quad (26)$$

然而, 由于二次 Lyapunov 函数项式(24)的存在, 优化问题式(26)仍然很难处理。因此转为求解式(25)的上界。

**定理 2** 对于任意时隙  $t$ , 式(25)均满足

$$\begin{aligned} \Delta_V[\Theta(t)] & \leq F^* + \\ & \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N a_i(t) \pi_i(t) | \Theta(t) \right\} + \\ & \mathbb{E} \left\{ Q_i(t) [E_i^l(t) + E_i^c(t) - E_i^{\text{th}}] | \Theta(t) \right\} \end{aligned} \quad (27)$$

其中,  $a_i(t) = \left[ E_i^s Q_i(t) - V \sum_{k=1}^K \mathbb{I}_{[A_k \in \mathcal{C}_i(t)]} \alpha_k(t) H(t, A_k) \right]$ 。

**证明** 见附录 2。

最后，基于机会性最小化期望理论<sup>[41]</sup>，通过去除式(27)不等式右侧的长期时间平均期望算子，即可得到在线优化问题如下

$$\begin{aligned} & \min_{\Pi(t), A(t)} \sum_{i=1}^N \{a_i(t)\pi_i(t) + Q_i(t)[E_i^t(t) + E_i^c(t) - E_i^{\text{th}}]\} \\ \text{s.t.} & \text{式(12)~式(16)} \end{aligned} \quad (28)$$

基于 Lyapunov 偏移-惩罚框架，通过最小化 Lyapunov 偏移-惩罚函数的上界设计的在线调度算法，可以最终收敛到最优解的  $O\left(\frac{1}{V}\right)$  内<sup>[43]</sup>。因此，

下面将设计在线调度算法求解问题式(28)。

### 3.3 基于 Lyapunov 的在线调度算法

基于问题转化和 Lyapunov 偏移-惩罚框架，优化问题式(20)最终被转化为在线 CAV 感知信息采集与传输处理调度决策问题式(28)。因此，在  $t$  时隙内求解问题式(28)，可以实现 CAV 感知信息采集  $\Pi(t)$  与传输处理  $A(t)$  的在线调度。式(28)目标函数的第一项仅与决策变量  $\Pi(t)$  有关，第二项仅与决策变量  $A(t)$  有关，同时注意到  $\Pi(t)$  和  $A(t)$  由式(13)关联。设  $\Pi^*(t) = [\pi_1^*(t), \pi_2^*(t), \dots, \pi_N^*(t)]$  为 CAV 感知信息采集的最优决策，并记  $I(t) := \{i | \pi_i^*(t) = 1, i \in \mathcal{N}(t)\}$  表示  $t$  时隙内采集感知信息的 CAV。将原问题解耦为以下 2 个子问题

$$\begin{aligned} & \min_{\Pi(t)} \sum_{i=1}^N a_i(t)\pi_i(t) \\ \text{s.t.} & \text{式(15)} \end{aligned} \quad (29)$$

$$\begin{aligned} & \min_{A(t)} \sum_{i \in I(t)} Q_i(t)[E_i^t(t) + E_i^c(t) - E_i^{\text{th}}] \\ \text{s.t.} & \text{C1: } \sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{ij}(t) = 1, \quad \forall i \in I(t) \\ & \text{式(12), 式(14), 式(16)} \end{aligned} \quad (30)$$

其中，优化问题式(29)是  $t$  时隙内 CAV 感知信息采集调度问题，即确定  $t$  时隙 CAV 感知信息的采集策略  $\Pi(t)$ ；优化问题式(30)是  $t$  时隙 CAV 的感知信息传输处理调度问题，即确定  $t$  时隙感知信息的预处理方式  $A(t)$ 。因此，需要首先求解优化问题式(29)确定感知信息采集调度策略  $\Pi^*(t)$  后，基于约束式(13)和优化问题式(30)确定感知信息预处理方式  $A^*(t)$ 。

#### 3.3.1 感知信息采集调度

由于  $\Pi(t)$  为一组 0-1 变量，优化问题式(29)表示在所有小于 0 的  $a_i(t)$  中至多选出  $M$  个，使其和最小。因此，求解优化问题式(29)的详细步骤如算

法 1 所示。

#### 算法 1 感知信息采集调度算法

- 1) 对所有  $a_i(t), i \in \mathcal{N}(t)$  升序排序，记排序后  $a_i(t)$  的下标序列为  $\mathcal{S}(t)$ ；
- 2) 令  $j=1$ ，按顺序依次遍历  $\mathcal{S}(t)$  中的元素  $s$ ；
- 3) 如果  $a_s(t) < 0$  且  $j \leq M$ ，则令  $\pi_s^*(t) = 1$ ；
- 4) 否则令  $\pi_s^*(t) = 0$ ；
- 5)  $j = j + 1$ ；
- 6) 直到  $j > M$  或  $\mathcal{S}(t)$  已遍历完成，退出循环；
- 7) 得到  $t$  时隙内 CAV 感知信息采集的最优调度决策  $\Pi^*(t) = [\pi_1^*(t), \pi_2^*(t), \dots, \pi_N^*(t)]$ 。

在计算复杂度方面，算法 1 的计算量主要来源于排序和遍历操作，其执行次数分别至少为  $O[N(t) \log N(t)]$  和  $O(M)$ ，因此算法 1 的时间复杂度为  $O[N(t) \log N(t) + M]$ 。

#### 3.3.2 感知信息传输处理调度

对于问题式(30)，将式(18)和式(19)代入目标函数，问题重写为

$$\begin{aligned} & \min_{A(t)} \sum_{i \in I(t)} Q_i(t) \left[ \Omega_i(t) A_i(t) \lambda_{i, N+1}(t) + \Omega_i(t) B_i(t) \lambda_{i, 0}(t) + \right. \\ & \left. B_i(t) \sum_{j=1}^N \Omega_j(t) \lambda_{j, i}(t) + p_i^{\text{tran}}(t) \sum_{j=1}^N \frac{\lambda_{i, j}(t)}{R_{i, j}(t)} - E_i^{\text{th}} \right] \\ \text{s.t.} & \text{C1: } \sum_{j=0}^{N+1} \lambda_{ij}(t) = 1, \quad \forall i \in I(t) \\ & \text{式(12), 式(14), 式(16)} \end{aligned} \quad (31)$$

其中， $A_i(t) = \frac{p_i^{\text{tran}}(t)}{R_i(t)}$ ， $B_i(t) = \frac{\rho p_i^{\text{tran}}(t)}{R_i(t)} + \frac{\gamma p_i^c(t)}{s_i(t)}$ 。

注意到，问题式(31)是多维 0-1 背包问题 (MKP, multi-dimensional 0-1 knapsack problem)。由于 MKP 是 NP 难问题，本文提出一种低复杂度的贪心算法求解问题式(31)。

首先定义一种传输处理调度图，用来表示 CAV 计算卸载决策。对于每个 CAV- $i$ ，任务可在本地计算，也可以卸载至另一 CAV 或 ES。如图 3 所示，节点之间由有向边连接，表示感知信息的传输处理。节点  $i'$  表示本地计算，节点  $N+1$  表示 ES 计算。因此  $i$  至  $i'$  的有向边  $e_{i,0}(t)$  表示  $i$  感知信息本地处理； $i$  至  $j$  的有向边  $e_{i,j}(t)$  表示 CAV- $i$  的任务卸载至 CAV- $j$ ； $i$  至  $N+1$  的有向边  $e_{i, N+1}(t)$  表示 CAV- $i$  将感知信息卸载至 ES。各有向边的权重为

$$w_{i,0}(t) = Q_i(t) \Omega_i(t) B_i(t) \quad (32)$$

$$w_{i,j}(t) = Q_i(t) [B_i(t) \Omega_j(t) + p_i^{\text{tran}}(t) \Omega_j(t)] \quad (33)$$

$$w_{i,N+1}(t) = Q_i(t) A_i(t) \Omega_i(t) \quad (34)$$

利用贪心算法求解问题式(30)的详细步骤如算法 2 所示。

**算法 2** 感知信息传输处理调度算法

1) 对所有参与卸载的 CAV- $i$ ,  $i \in I(t)$  构造传输处理调度图; 同时定义有向边集合  $\Psi(t) := \{e_{i,j}(t) | i \in I(t), j \in \bar{N}(t)\}$ ,

2) 权重值对集合  $\Psi(t)$  中的所有元素升序排序, 得到队列  $\Psi^T(t)$ ;

3) 按顺序依次遍历  $\Psi^T(t)$  中的元素  $e_{p,q}(t)$ ;

4) 如果  $e_{p,q}(t)$  满足约束式(12)和式(16), 则令  $\lambda_{p,q}^*(t) = 1$ ; 将有向边  $e_{p,q}(t)$  从队列  $\Psi^T(t)$  中删除;

4-1) 令  $\lambda_{p,j}^*(t) = 0, j \in \bar{N}(t), j \neq q$ ; 并在队列  $\Psi^T(t)$  中删除对应的有向边  $\{e_{p,j}(t) | j \in \bar{N}, j \neq q\}$ ;

(约束条件 C1)  
4-2) 令  $\lambda_{i,p}^*(t) = 0, \pi_i^*(t) = 1, i \in \mathcal{N}(t)$ , 并在队列  $\Psi^T(t)$  中删除对应的有向边  $\{e_{i,p}(t) | \pi_i^*(t) = 1, i \in \mathcal{N}(t)\}$ ; (约束条件式(14))

5) 否则令  $\lambda_{p,q}^*(t) = 0$ ;

6) 令此时队列  $\Psi^T(t)$  中第一个元素为  $e_{p,q}(t)$ , 继续遍历;

7) 直到  $\Psi^T(t) = \emptyset$ , 退出循环; 得到  $t$  时隙内 CAV 感知信息的最优传输处理调度决策  $\Lambda^*(t)$ 。

算法 2 的关键在于传输处理调度图的更新过程, 即步骤 4-1)和步骤 4-2), 示例如图 3 所示。假设  $e_{p,q}(t)$  已满足约束式(12)和式(16), 则由约束 C1, CAV- $p$  采集的信息只能选择一种卸载方式; 且由约束式(14), 此时其他 CAV 无法与 CAV- $p$  建立 V2V 连接, 因此算法通过步骤 4-1)和步骤 4-2)删除与节点  $p$  相关联的所有边。

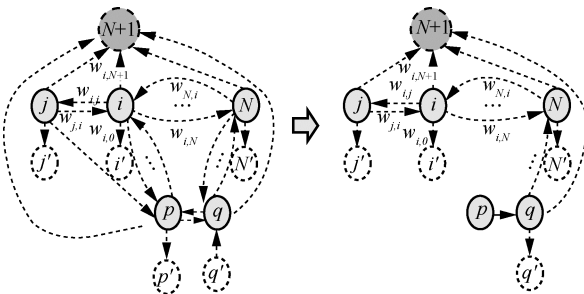


图 3 传输处理调度图更新过程示例

在计算复杂度方面, 算法 2 的计算量主要来源于对有向边的排序和删除操作, 由于  $t$  时隙内参与计算卸载的 CAV 数量至多为  $M$ , 因此传输处理调度图中点的数量至多为  $2M + 1$ , 边的数量至多为  $M(M - 1) + 2M = M^2 + M$ 。因此, 最坏情况下排序操作的执行次数为  $\mathcal{O}[(M^2 + M) \log(M^2 + M)]$ , 删除操作的执行次数为  $\mathcal{O}[(M^2 + M)(M + 2)] = \mathcal{O}(M^3)$ 。综上, 算法 2 的时间复杂度为  $\mathcal{O}(M^3)$ 。

基于以上推导及求解过程, CAV 的感知信息采集与传输处理调度决策问题式(20)可在线求解, 算法 3 总结了 Ly-OS 算法的详细步骤。

**算法 3** Ly-OS 算法

**初始化** CAV 数量及位置、信道;  $t=0$ ; 对于所有地图区域块  $A_k$ ,  $H(0, A_k) = 0$ ; 对于所有 CAV- $i$ ,  $Q_i(t) = 0$

1) while ture

2) 根据当前时隙内车辆位置、信道状态、传输功率等系统状态信息, 对于所有  $i, j \in \mathcal{N}(t)$ , 计算  $R_i(t)$  和  $R_{i,j}(t)$ ; 对于所有  $i \in \mathcal{N}(t)$ , 计算  $a_i(t)$ ; 由式(18)和式(19)计算  $E_i^d(t)$  和  $E_i^c(t)$ ;

3) 分别通过算法 1 和算法 2 求解优化问题式(29)和式(30), 得到  $\Pi^*(t)$  和  $\Lambda^*(t)$ ;

4) 对于所有  $i \in \mathcal{N}(t)$ , 更新  $Q_i(t)$ ; 对于所有  $A_k \in \mathcal{A}$ , 根据式(1)更新  $H(t, A_k)$ ;

5)  $t = t + 1$ ;

6) end while

**4 仿真分析**

本节将对所提出的 AoI-MISCC 机制和 Ly-OS 算法进行性能评估, 仿真场景为一条长度为 1 000 m 的双向四车道, 本文考虑密集城市道路, 根据我国城市道路宽度标准<sup>[44]</sup>, 每条车道宽度为 3.5 m。  $t=0$  时 CAV 均匀分布在各个车道上, 随后在每个时隙内 CAV 沿当前车道行驶, 并有 10% 的概率变道行驶, CAV 车速在 10~20 m/s 均匀分布。不同 CAV 传感器的感知范围与精度不同, 假设 CAV 横向感知范围覆盖相邻车道, 纵向感知距离为 30~50 m。采集到的感知数据量由覆盖范围内的感知区域块数量确定, 每个区域块对应的数据量为 10 kbit<sup>[21]</sup>。系统中其他仿真参数设置<sup>[13,15,21,28,40]</sup>如表 1 所示。

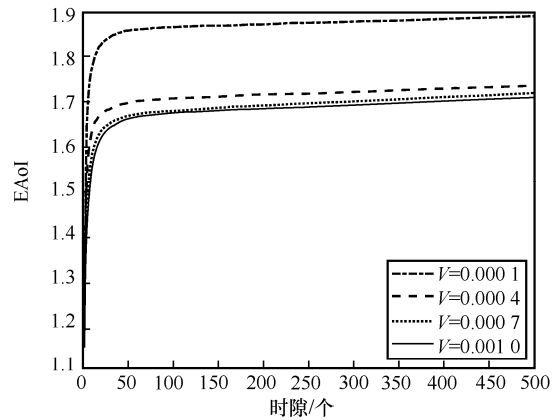
表 1	仿真参数设置	
仿真参数	数值	
上行蜂窝链路带宽/kHz	200	
V2V 链路带宽/kHz	500	
CAV 传输功率/dBm	20	
CAV 单次感知平均能耗/J	0.02	
感知信息预处理任务计算密度/(cycle·bit <sup>-1</sup> )	100	
时隙长度/ms	50	
感知区域块大小	0.5 m×0.5 m	
ES 平均 CPU 工作频率/GHz	400	
CAV 平均 CPU 工作频率/GHz	4	
感知信息预处理数据压缩比	0.1	
有效电容系数	$5 \times 10^{-27}$	
路径损耗系数	3.4	
加性白高斯噪声信道方差/W	$3 \times 10^{-13}$	

### 4.1 算法有效性分析

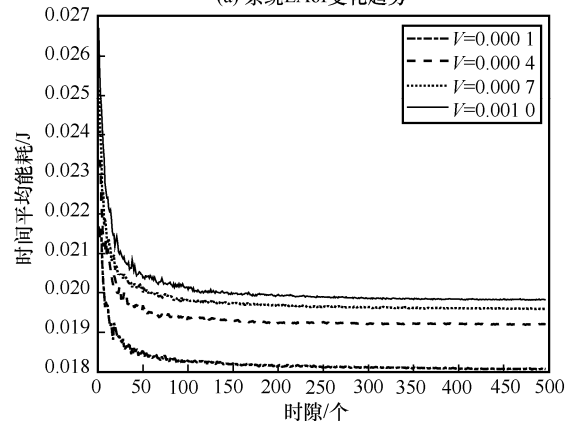
为了分析本文所提 Ly-OS 算法的有效性, 并且在系统长期运行下维持系统 EAoI 稳定, 首先对 Lyapunov 偏移-惩罚方程式(25)中的权衡系数  $V$  进行分析。

图 4(a)和图 4(b)分别显示了在不同权衡系数  $V$  下, 系统 EAoI 与时间平均能耗随时隙的变化趋势。从图 4 中可以看出, 系统开始运行后 EAoI 迅速增长, 随后逐渐维持在某一水平。这是因为当 CAV 开始采集并上传感知信息时, 受到系统资源和设备能耗的限制, CAV 不可能在所有时隙上传感知信息。随着时间的推移, Ly-OS 算法逐渐平衡系统的 EAoI 与能耗约束, 最终 EAoI 趋于稳定, 同时能耗约束也逐渐下降到约束门限 (0.02 J) 内。另外可以注意到, 不同的权衡系数  $V$  对 EAoI 与能耗的影响效果不同, 较大的  $V$  值会获得更优的目标函数结果, 与理论分析结果 (Lyapunov 偏移-惩罚方程式(25)) 相匹配。同时, 图 4(b)也体现了  $V$  值对时间平均能耗的控制效果, 较大的  $V$  值在降低 EAoI 的同时, 也会导致能耗收敛到约束门限的速度变慢。

为了进一步分析  $V$  值对能耗的控制效果, 图 5 显示了平均虚拟队列长度随时隙的变化趋势。由于虚拟队列长度体现了 CAV 能耗的瞬时变化, 因此较大的  $V$  值将 CAV 能耗维持在较高的水平, 导致时间平均能耗的收敛速度较慢。



(a) 系统 EAoI 变化趋势



(b) 时间平均能耗变化趋势

图 4 EAoI 与时间平均能耗随时隙的变化趋势

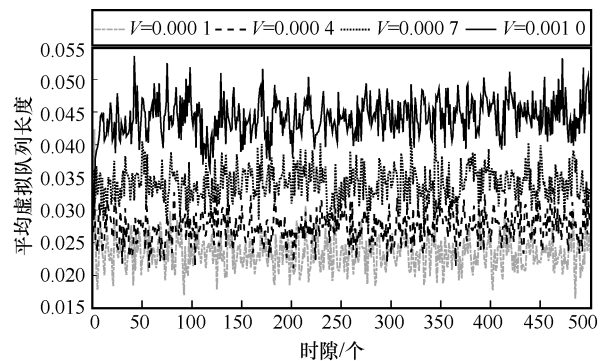


图 5 平均虚拟队列长度随时隙的变化趋势

上述实验证明了本文所提 Ly-OS 算法在系统长期运行的情况下能够维持 EAoI 稳定, 同时不同的  $V$  值影响 EAoI 性能。为了指导后续实验中  $V$  值的选择, 图 6 展示了不同  $V$  值对系统 EAoI 与时间平均能耗的影响。由图 6(a)可以看出, 越小的能耗约束门限会导致越高的 EAoI。随着  $V$  值从  $10^{-5}$  增加到  $8 \times 10^{-4}$ , EAoI 逐渐降低后趋于平稳, 这表示当  $V$  值增加到一定程度后, 再增加  $V$  值对目标函数的增益会逐渐减小。从图 6(b)中也可以看出, 当  $V$  逐渐增大后, 能耗也逐渐增加直至逼近能耗约束门限, 因此, 由于

能耗的限制，此后即使再增加  $V$  值，EAoI 也不会继续降低。

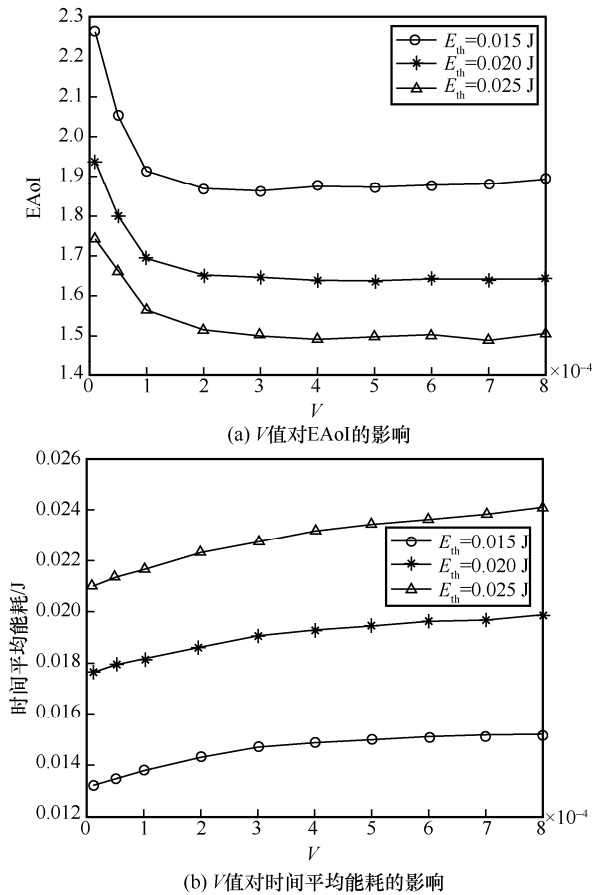


图 6 不同  $V$  值对 EAoI 与时间平均能耗的影响

### 4.2 AoI-MISCC 机制性能对比

为了验证本文所提 AoI-MISCC 机制中的感通算融合思想在实时性环境感知业务中的性能优势，本节将其与融合通信-计算 (ICC, integrated communication and computing) 的计算卸载机制进行对比。由于 ICC 机制忽略了感知信息的采集调度，因此选择 2 种现有的感知信息更新机制。

1) 固定频率更新机制<sup>[12]</sup>: CAV 在满足时间平均能耗的情况下，以固定更新时间间隔采集并上传感知信息，更新时间间隔分别为 1 个时隙、2 个时隙、3 个时隙。

2) 轮询 (RR, round-robin) 机制<sup>[45]</sup>: 在每个时隙内，依次检查每个 CAV 是否满足能耗约束，对满足约束的 CAV，依次分配通信资源、ES 或 CAV 计算资源，直到当前时隙资源全部占满，分配完成后，由分配到资源的 CAV 采集并上传信息。

为了保证性能对比的公平性，在感知任务传输处理方面，均采用算法 2。为了体现所提机制在感

通算资源联合调度方面的优势，分别从感通算的角度，采用 CAV 数量、上行子载波数、预处理任务计算密度参数分析所提机制与对比机制的性能。

图 7 显示了当上行子载波数为 80、能耗约束门限为 0.05 J 时，3 种机制下 EAoI 与 CAV 数量的关系。随着 CAV 数量的增加，3 种机制的 EAoI 均有降低，在相同 CAV 数量下，本文所提的 AoI-MISCC 机制的 EAoI 最小。在 CAV 数量较小时，由于感知节点较少，需要更新的区域必须有 CAV 经过时才有更新的机会，因此 EAoI 较大。但是，与仅考虑通信和计算的更新机制不同，本文所提机制可以根据 ES 上获取到的每个区域块的实时年龄，在每个时隙动态调度 CAV 感知最需要更新的区域块，从而降低这些区域的实时年龄。例如，当 CAV 数量为 40 时，分别对比更新时间间隔为 1 个时隙、2 个时隙、3 个时隙的固定更新频率机制和轮询机制，AoI-MISCC 机制下的 EAoI 分别降低了 14.33%、23.62%、36.39% 和 9.13%。当 CAV 数量增多时，由于系统通信和计算资源的限制，EAoI 减小的趋势变慢。但是，与仅考虑通信和计算的更新机制不同，本文所提机制可以充分利用系统中有限的资源，感知并传输最需要更新的区域，因此依然可以保证较好的性能。例如，当 CAV 数量为 120 时，分别对比更新时间间隔为 1 个时隙、2 个时隙、3 个时隙的固定更新频率机制和轮询机制，AoI-MISCC 机制下的 EAoI 分别降低了 11.86%、15.55%、30.47% 和 9.67%。

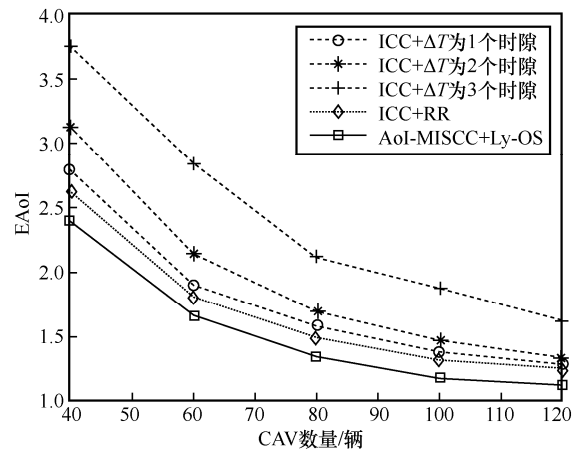


图 7 EAoI 与 CAV 数量的关系

图 8 显示了当 CAV 数量为 100、能耗约束门限为 0.05 J 时，3 种机制下 EAoI 与上行子载波数的关系。随着上行子载波数的增加，3 种机制的 EAoI 先降低后趋于不变，在相同的上行子载波数下，本

文所提 AoI-MISCC 机制的 EAoI 最小。在上行子载波数较小时，由于系统中通信资源较少，CAV 必须等待空闲的通信资源才有机会上传感知信息，因此 EAoI 较大。但是，与仅考虑通信和计算的更新机制不同，AoI-MISCC 机制可以充分利用有限的通信资源，选择有充足通信资源的 CAV 上传感知信息，从而保证感知信息及时地传输处理，因此降低了系统 EAoI。例如，当上行子载波数为 20 时，分别对比更新间隔为 1 个时隙、2 个时隙、3 个时隙的固定更新频率机制和轮询机制，AoI-MISCC 机制下的 EAoI 分别降低了 23.02%、20.39%、19.52% 和 12.88%。当上行子载波数增多时，由于系统通信资源的限制逐渐减少，感知信息更新的性能不再受通信资源制约，因此趋于稳定。除此之外，值得注意的是，在通信资源受限时，单纯对比不同更新间隔下的固定频率更新机制，并不是更新频率越快 EAoI 越小。例如，当上行子载波数小于 40 时，以最快频率更新的策略（更新间隔为 1 个时隙）反而导致较差的系统性能。这是因为在系统资源受限时，较高的更新频率反而会造成系统资源的抢占，这也证明了感知信息采集调度的重要性。

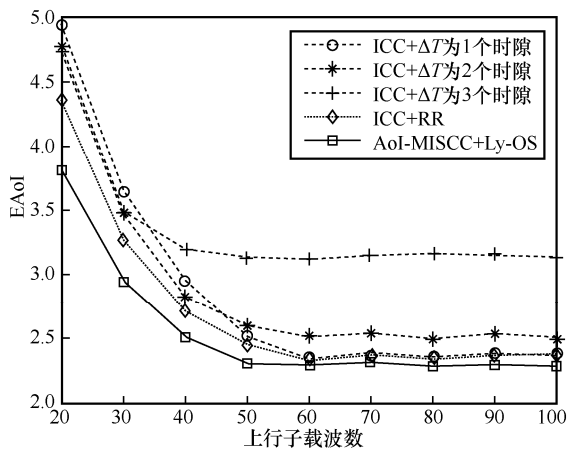


图8 EAoI与上行子载波数的关系

图9显示了当CAV数量为100、上行子载波数为80、能耗约束门限为0.05 J时，3种机制下EAoI与感知信息预处理任务计算密度的关系。随着计算密度的增加，3种机制的EAoI均不断增加，在相同感知信息预处理任务计算密度下，本文所提的AoI-MISCC机制的EAoI最小。当感知信息预处理任务计算密度较小时，任务处理所需的计算资源较少，系统中计算资源相对充足，感知信息均可以得到及时的传输处理，因此EAoI较小，且本文所提

机制与轮询机制性能接近。当任务计算密度增加时，由于系统计算资源的限制，EAoI显著增加。但是，与仅考虑通信和计算的更新机制不同，本文所提机制可以充分利用系统中有限的计算资源，选择有充足计算资源的CAV上传感知信息，从而能够保证感知信息及时地传输处理，因此降低EAoI。例如在感知信息预处理任务计算密度为700 cycle/s时，分别对比更新间隔为1个时隙、2个时隙、3个时隙的固定更新频率机制和轮询机制，AoI-MISCC机制下的EAoI分别降低了13.12%、32.77%、51.45%和9.31%。

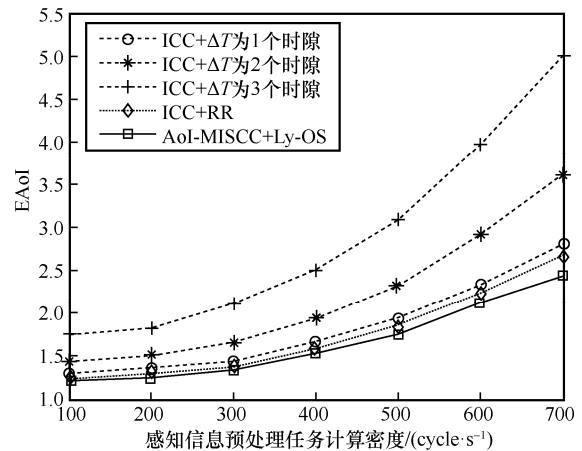


图9 EAoI与感知信息预处理任务计算密度的关系

## 5 结束语

自动驾驶技术作为6G典型的应用场景之一，需要感通算功能的深度融合以提高感知信息的实时性。考虑到信息年龄可以衡量感知信息的采集、传输和处理全过程的时间特征，将信息年龄作为融合感通算资源调度的性能指标具有天然的优势。本文针对实时性环境感知业务，引入信息年龄表征感知信息更新的实时性，基于信息年龄分析感通算资源的动态调度对感知信息实时性的影响，提出AoI-MISCC协同感知机制，以最小化系统EAoI为目标，研究了融合感通算资源的动态调度问题。同时借助Lyapunov随机优化框架，将复杂的长期随机优化问题转化为低复杂度的在线算法，近似地执行最优动态资源调度决策。与仅考虑通信与计算融合的资源调度机制相比，本文所提机制的EAoI可降低9%~50%。未来将探索6G感通算融合新场景，并进一步分析三者资源融合的制约与协作关系，研究更高效的感通算融合资源调度机制。

### 附录 1 定理 1 证明

假设从长期看系统是稳定的，并设 CAV 每次感知所覆盖的平均区域块数为  $\mathbb{E}\left\{\sum_{k=1}^K[\pi_i(t)\mathbb{I}_{[A_k \in C_i(t)]}]\right\}=N^K$ ，

$$\begin{aligned} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_k(t) \varphi_{i,k}(t) \right\} &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_k(t) [\pi_i(t)\mathbb{I}_{[A_k \in C_i(t)]}] H(t, A_k)(T-t-1) \right\} = \\ \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left[ \sum_{t=0}^{T-1} T-t-1 \right] \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K [\pi_i(t)\mathbb{I}_{[A_k \in C_i(t)]}] \right\} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{k=1}^K [\alpha_k(t)H(t, A_k)] \right\} &= \\ \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left[ \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} (T-t-1) \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K [\pi_i(t)\mathbb{I}_{[A_k \in C_i(t)]}] \right\} \right] \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{k=1}^K [\alpha_k(t)H(t, A_k)] \right\} &= \\ \frac{N^K N}{2} \lim_{T \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{3}{T}\right) \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{k=1}^K [\alpha_k(t)H(t, A_k)] \right\} &= \frac{N^K N}{2} - \frac{3N^K N}{2} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{k=1}^K [\alpha_k(t)H(t, A_k)] \right\} \end{aligned} \quad (35)$$

根据式(35)，即可证明最大化等式最左侧等价于最小化等式最右侧的第二项，即问题式(20)的目标函数。证毕。

### 附录 2 定理 2 证明

已知，对于任意的  $a, b, c \geq 0$ ，都满足以下不等式  $(\max[a-b, 0] + c)^2 \leq a^2 + b^2 + c^2 + 2a(c-b)$

因此，有

$$\frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^N [Q_i(t+1)]^2 \right\} - \frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^N [Q_i(t)]^2 \right\} \leq \frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^N (E_i^{\text{th}})^2 + Z_i^2(t) \right\} + \sum_{i=1}^N Q_i(t) [Z_i(t) - E_i^{\text{th}}]$$

令  $F^* = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (E_i^{\text{th}})^2 + (E_i^{\text{max}})^2$ ，其中  $E_i^{\text{max}} = \max_{t \in [0, T]} \{E_i^s + E_i^c(t) + E_i^l(t)\}$ ，接下来，推导 Lyapunov 偏移-惩罚方程式(25)的上

界，推导过程如式(36)所示。

$$\begin{aligned} \Delta_V[\Theta(t)] &= \Delta[\Theta(t)] - V \mathbb{E} \left\{ \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \alpha_k(t) \varphi_{i,k}(t) | \Theta(t) \right\} = \\ \Delta[\Theta(t)] - V \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_k(t) [\pi_i(t)\mathbb{I}_{[A_k \in C_i(t)]}] H(t, A_k)(T-t-1) | \Theta(t) \right\} &\stackrel{(T-t-1 \geq 1)}{\leq} \\ \mathbb{E} \left\{ \frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^N (E_i^{\text{th}})^2 + Z_i^2(t) \right\} + \sum_{i=1}^N Q_i(t) [Z_i(t) - E_i^{\text{th}}] | \Theta(t) \right\} - V \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N \pi_i(t) \sum_{k=1}^K \mathbb{I}_{[A_k \in C_i]} \alpha_k(t) H(t, A_k) | \Theta(t) \right\} &\leq \\ F^* + \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N Q_i(t) [Z_i(t) - E_i^{\text{th}}] | \Theta(t) \right\} - V \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N \pi_i(t) \sum_{k=1}^K \mathbb{I}_{[A_k \in C_i]} \alpha_k(t) H(t, A_k) | \Theta(t) \right\} &= \\ F^* + \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N Q_i(t) [\pi_i(t) E_i^s + E_i^l(t) + E_i^c(t) - E_i^{\text{th}}] | \Theta(t) \right\} - V \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N \pi_i(t) \sum_{k=1}^K \mathbb{I}_{[A_k \in C_i]} \alpha_k(t) H(t, A_k) | \Theta(t) \right\} &= \\ F^* + \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N \pi_i(t) \left[ E_i^s Q_i(t) - V \sum_{k=1}^K \mathbb{I}_{[A_k \in C_i]} \alpha_k(t) H(t, A_k) \right] | \Theta(t) \right\} + \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^N Q_i(t) [E_i^l(t) + E_i^c(t) - E_i^{\text{th}}] | \Theta(t) \right\} \end{aligned} \quad (36)$$

由式(36)，即可证明定理 2。

证毕。

### 参考文献：

[1] HUSSAIN B, DU Q H, IMRAN A, et al. Artificial intelli-

由平稳随机过程的各态历经性可得， $\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K [\pi_i(t)\mathbb{I}_{[A_k \in C_i(t)]}] \right\} = N^K N$ 。接下来，对最大化加权时间平均收益问题式(22)的目标函数进行转化，推导过程如式(35)所示。

gence-powered mobile edge computing-based anomaly detection in cellular networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(8): 4986-4996.

[2] GONG S Q, XING C W, LIU H, et al. Hardware-impaired RIS-assisted

- mmWave hybrid systems: beamforming design and performance analysis[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(4): 2317-2334.
- [3] LIU L, ZHOU Y Q, YUAN J H, et al. Economically optimal MS association for multimedia content delivery in cache-enabled heterogeneous cloud radio access networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(7): 1584-1593.
- [4] LIU S S, LIU L K, TANG J, et al. Edge computing for autonomous driving: opportunities and challenges[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(8): 1697-1716.
- [5] LI Z Z, WANG S, ZHANG S Y, et al. Edge-assisted V2X motion planning and power control under channel uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(7): 9641-9646.
- [6] 马忠贵, 李卓, 梁彦鹏. 自动驾驶车联网中感通算融合研究综述与展望[J]. *工程科学学报*, 2023, 45(1): 137-149.
- MA Z G, LI Z, LIANG Y P. Overview and prospect of communication-sensing-computing integration for autonomous driving in the Internet of vehicles[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2023, 45(1): 137-149.
- [7] LIU S S, PENG J, GAUDIOT J L. Computer, drive my car![J]. *Computer*, 2017, 50(1): 8.
- [8] FENG J Y, LIU Z, WU C, et al. Mobile edge computing for the Internet of vehicles: offloading framework and job scheduling[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2019, 14(1): 28-36.
- [9] WANG S, HONG Y C, WANG R, et al. Edge federated learning via unit-modulus over-the-air computation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(5): 3141-3156.
- [10] KOU W B, WANG S, ZHU G X, et al. Communication resources constrained hierarchical federated learning for end-to-end autonomous driving[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 2306.16169*, 2023.
- [11] QI Y L, ZHOU Y Q, LIU Y F, et al. Traffic-aware task offloading based on convergence of communication and sensing in vehicular edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(24): 17762-17777.
- [12] DENG Y Q, CHEN Z G, CHEN X H, et al. Throughput maximization for multi-edge multiuser edge computing systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(1): 68-79.
- [13] QIN X Q, XIA Y Y, LI H, et al. Distributed data collection in age-aware vehicular participatory sensing networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(19): 14501-14513.
- [14] 罗优, 李晖, 周又玲, 等. 一种基于车边云协同的车联网计算卸载策略[J]. *电讯技术*, 2022, 62(10): 1407-1413.
- LUO Y, LI H, ZHOU Y L, et al. A computing offloading strategy of Internet of vehicles based on vehicle-edge-cloud collaboration[J]. *Telecommunication Engineering*, 2022, 62(10): 1407-1413.
- [15] DAI B, XU F L, CAO Y Y, et al. Hybrid sensing data fusion of cooperative perception for autonomous driving with augmented vehicular reality[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(1): 1413-1422.
- [16] LIU X Q, YANG Y R, GONG J L, et al. Amplitude barycenter calibration of delay-doppler spectrum for OTFS signal—an endeavor to integrated sensing and communication waveform design[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, PP(99): 1.
- [17] LIU X Q, ZHAO L L, LIU W J, et al. Complementary coded scrambling RadCom system—an integrated radar and communication design in multi-user-multi-target scenarios[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, PP(99): 1-16.
- [18] 王友祥, 裴郁杉, 黄蓉, 等. 6G 感通算一体化网络架构和关键技术研究[J]. *移动通信*, 2023, 47(9): 2-10.
- WANG Y X, PEI Y S, HUANG R, et al. Network architecture and key technologies for 6G integrated communication, sensing and computing[J]. *Mobile Communications*, 2023, 47(9): 2-10.
- [19] 杨艳, 张忠皓, 李福昌. 6G 通感一体化组网理念及关键架构研究[J]. *移动通信*, 2023, 47(9): 11-16.
- YANG Y, ZHANG Z H, LI F C. Concept and key architecture of 6G integrated sensing and communication[J]. *Mobile Communications*, 2023, 47(9): 11-16.
- [20] 张燕霞, 刘向南, 孙春蕾, 等. 基于通感一体化的6G 无人机网络[J]. *移动通信*, 2023, 47(9): 71-76.
- ZHANG Y X, LIU X N, SUN C L, et al. Integrated sensing and communication-based 6G UAV networks[J]. *Mobile Communications*, 2023, 47(9): 71-76.
- [21] ZHANG Q X, WANG X N, LI Z H, et al. Design and performance evaluation of joint sensing and communication integrated system for 5G mmWave enabled CAV[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2021, 15(6): 1500-1514.
- [22] ZHANG X R, HE Z M, SUN Y H, et al. Joint sensing, communication, and computation resource allocation for cooperative perception in fog-based vehicular networks[C]//*Proceedings of the 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [23] 孙径舟, 王乐涵, 孙宇璇, 等. 面向6G网络的信息时效性度量及研究进展[J]. *电信科学*, 2021, 37(6): 3-13.
- SUN J Z, WANG L H, SUN Y X, et al. Information timeliness metrics and research progress for 6G network[J]. *Telecommunications Science*, 2021, 37(6): 3-13.
- [24] CHOUDHURY B, SHAH V K, DAYAL A, et al. Joint age of information and self risk assessment for safer 802.11p based V2V networks[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-10.
- [25] WU X W, YANG J, WU J X. Optimal status update for age of information minimization with an energy harvesting source[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2018, 2(1): 193-204.
- [26] KADOTA I, SINHA A, UYSAL-BIYIKOGLU E, et al. Scheduling policies for minimizing age of information in broadcast wireless networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2018, 26(6): 2637-2650.
- [27] KADOTA I, SINHA A, MODIANO E. Scheduling algorithms for optimizing age of information in wireless networks with throughput constraints[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2019, 27(4): 1359-1372.
- [28] YOU C S, HUANG K B. Exploiting non-causal CPU-state information for energy-efficient mobile cooperative computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(6): 4104-4117.
- [29] CERAN E T, GÜNDÜZ D, GYÖRGY A. Average age of information with hybrid ARQ under a resource constraint[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(3): 1900-1913.
- [30] ZHOU B, SAAD W. Joint status sampling and updating for minimizing age of information in the Internet of things[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(11): 7468-7482.

- [31] LIU L, QIN X Q, ZHANG Z, et al. Joint task offloading and resource allocation for obtaining fresh status updates in multi-device MEC systems[J]. IEEE Access, 2020, 8: 38248-38261.
- [32] LIU L, ZHOU Y Q, GARCIA V, et al. Load aware joint CoMP clustering and inter-cell resource scheduling in heterogeneous ultra dense cellular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(3): 2741-2755.
- [33] LIU L, ZHOU Y Q, ZHUANG W H, et al. Tractable coverage analysis for hexagonal macrocell-based heterogeneous UDNs with adaptive interference-aware CoMP[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 503-517.
- [34] 杨振凯, 华一新, 岑璐, 等. 浅析高精度地图发展现状及关键技术[J]. 测绘通报, 2021(6): 54-60.  
YANG Z K, HUA Y X, ZI L, et al. Analysis of the development status and key technologies of high-precision map[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(6): 54-60.
- [35] RHO J, AZUMI T, NAKAGAWA M, et al. Scheduling parallel and distributed processing for automotive data stream management system[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2017, 109: 286-300.
- [36] XU C Y, XU Q, WANG J P, et al. AoI-centric task scheduling for autonomous driving systems[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1019-1028.
- [37] KIM J M, KIM Y G, CHUNG S W. Stabilizing CPU frequency and voltage for temperature-aware DVFS in mobile devices[J]. IEEE Transactions on Computers, 2015, 64(1): 286-292.
- [38] ZHAO Z X, DU Q H, KARAGIANNIDIS G K. Improved grant-free access for URLLC via multi-tier-driven computing: network-load learning, prediction, and resource allocation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(3): 607-622.
- [39] ZHOU Y Q, LIU H, PAN Z G, et al. Two-stage cooperative multicast transmission with optimized power consumption and guaranteed coverage[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(2): 274-284.
- [40] ZHOU Y Q, LIU H, PAN Z G, et al. Energy-efficient two-stage cooperative multicast: effect of user density[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9): 7297-7307.
- [41] NEELY M J. Stochastic network optimization with application to communication and queueing systems[M]. Berlin: Springer, 2010.
- [42] LITTLE J D C, GRAVES S C. Little's law[M]. Boston: Springer, 2008.
- [43] NEELY M J. Distributed and secure computation of convex programs over a network of connected processors[J]. Dynamics of Continuous, Discrete and Impulsive Systems Series B: Applications and Algorithms, 2005, 2(1): 498-503.
- [44] 安天柱. 基于现代城市道路车道宽度研究[J]. 黑龙江科技信息, 2009(26): 264.  
AN T Z. Research on lane width of modern urban road[J]. Heilongjiang Science and Technology Information, 2009(26): 264.
- [45] ALIOBORY K, YAZICI M A. An adaptive offloading decision scheme in two-class mobile edge computing systems[C]//Proceedings of the 2018 41st International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.

## [作者简介]



周一青 (1975-), 女, 浙江杭州人, 博士, 中国科学院大学教授, 主要研究方向为通信与计算融合、智能资源管理、新型空口等。



张浩岳 (1997-), 男, 山东泰安人, 中国科学院计算技术研究所硕士生, 主要研究方向为移动边缘计算、无线资源管理、移动边缘计算等。



齐彦丽 (1991-), 女, 河北石家庄人, 博士, 中国科学院计算技术研究所助理研究员, 主要研究方向为星地一体化网络、移动边缘计算、感知-通信-计算融合、资源管理等。



蔡青 (1997-), 女, 江苏徐州人, 中国科学院计算技术研究所博士生, 主要研究方向为边缘计算、感通算融合、语义通信等。



刘玲 (1990-), 女, 江西萍乡人, 博士, 中国科学院计算技术研究所副研究员, 主要研究方向为移动通信。



王江舟 (1961-), 男, 肯特大学教授、英国皇家工程院院士、中国工程院外籍院士, 主要研究方向为移动通信等。